多模型融合的对流层天顶延迟估计方法

雷雨[1]，赵丹宁[2]，徐劲松[3]，蔡宏兵[3]

1 西安邮电大学计算机学院，陕西 西安 710121

2 宝鸡文理学院电子电气工程学院，陕西 宝鸡 721016

3 江苏师范大学圣理工学院，江苏 徐州 221116

摘要：为提高对流层天顶延迟（Zenith Tropospheric Delay，ZTD）估计精度，基于传统对流层天顶延迟建模思路，提出 Saastamoinen，Askne 和 GPT3 多模型融合的对流层天顶延迟估计方法。分别采用 Saastamoinen 和 Askne 模型估计干延迟和湿延迟，并引入 GPT3 模型提供温度、气压、水汽压、大气加权平均温度和水汽垂直递减率气象参数。利用全球大地测量观测系统（Global Geodetic Observing System，GGOS）Atmosphere 和国际 GNSS 服务机构（International GNSS Service，IGS）提供的亚洲区域 66 个 IGS 站的 2016-2018 年对流层天顶延迟数据对本文方法进行评估，结果表明，以 GGOS Atmospheres 数据为参考时，Sas+Ask+GPT3 模型精度（RMS：4.53cm）较同等条件下的 Sas+Ask+UNB3m 和 Sas+GPT3 模型分别提高约 29%和 19%，以 IGS 对流层天顶延迟数据为参考时，Sas+Ask+GPT3 模型精度（RMS：4.35cm）较另两种模型分别提高约 25%和 14%；Sas+Ask+GPT3 模型误差具有冬季小而夏季大的季节性特征，且夏季误差明显低于另两种模型；在空间分布上，模型误差随高程或纬度的增加而降低。研究表明，本文方法可用于亚洲区域对流层天顶延迟的高精度实时修正。

关键词：对流层天顶延迟；GPT3 模型；UNB3m 模型；Saastamoinen 模型；Askne 模型

中图分类号：P228.4　　文献标识码：A　　文章编号：1672-7673（2023）01

由于地球周围的对流层对电磁波的折射效应，电磁波信号的传播速度变慢，传播路径弯曲，导致电磁波信号传播延迟，这种现象称为对流层延迟。对流层延迟可分为静力学延迟（也称对流层干延迟，Zenith Hydrostatic Delay（ZHD））与非静力学延迟（又称对流层湿延迟，Zenith Wet Delay（ZWD）），其中，对流层干延迟由大气中的干燥气体引起，占总延迟的90%左右，变化比较稳定；对流层湿延迟由水汽引起，占总延迟的 10%左右，具有时变性。在对流层延迟改正中，通常将电磁波信号在天顶方向的延迟通过映射函数投影至传播路径，

基金项目：陕西省基础科学研究计划（2022JM-031）；徐州市重点研发计划（KC18079）资助.
收稿日期：2022-10-10；修订日期：2022-10-31
作者简介：雷雨，男，博士，主要研究 GNSS 智能信息处理. Email: leiyu@xupt.edu.cn

从而对对流层倾斜延迟予以改正。对流层延迟的大小与卫星高度角有关，在天顶方向延迟约为 2m，在地平方向可达 20m[1]，因此，对流层延迟是全球卫星导航系统（Global Navigation Satellite System，GNSS）和甚长基线干涉测量（Very Long Baseline Interferometry，VLBI）等空间大地测量技术的重要误差源之一[2-3]。

对流层是非色散介质，无法采用频率组合的方式消除对流层延迟，通常用对流层延迟经验模型予以修正。当前常用的对流层天顶延迟经验模型大致可以分为两类，一类是基于实测气象参数的 Saastamoinen 和 Hopfield 等模型，另一类是仅需测站地理位置信息的非气象参数模型，如美国广域增强系统（Wide Area Augmentation System，WAAS）采用的 UNB 模型[4]和欧洲广域增强系统采用的 EGNOS 模型[5]。基于实测气象参数的对流层天顶延迟模型的改正效果高度依赖于实测地表气象参数，利用实测地表气象参数估计对流层天顶延迟，改正精度可达厘米级[6]，若利用标准气象参数则对流层天顶延迟改正效果较差，这限制了此类模型在实时定位、导航与授时中的推广应用，并且 Saastamoinen 和 Hopfield 等模型对对流层天顶延迟处理比较简单，使得对流层天顶延迟改正精度难以有较大提高；UNB 系列模型和 EGNOS 模型无需实测地表气数参数，使用简便，它们的全球平均对流层天顶延迟改正精度可以与基于实测气象参数的 Saastamoinen 和 Hopfield 模型相当，然而，由于这些模型将大地按 15°的纬度间隔划分，分辨率较差，且忽略经度的影响，导致这些模型无法细致地刻画对流层延迟的局部变化，在某些区域的改正效果不佳[7]。

考虑到现有对流层天顶延迟经验模型的局限性，采用与实测气象参数相符合的气象参数模型估计对流层天顶延迟成为改善对流层天顶延迟改正效果的一种有效方法，在近年来得到了广泛应用[8-10]。文[8]利用 GPT 与 UNB3m 气象参数模型估计的气温、大气压和水汽压参数作为 Saastamoinen 模型的输入，有效提高了 Saastamoinen 模型的适用性；文[1]利用 GPT2 模型提供的气温、大气压和相对湿度应用于 Saastamoinen 模型中以估计对流层天顶延迟，建立了适用于全球范围的对流层天顶延迟精化模型；文[9-10]通过 GPT2w 模型计算气象参数，并分别将气象参数作为 Hopfield 和 Saastamoinen 模型的输入，摆脱了 Saastamoinen 和 Hopfield 模型对实测气象参数的依赖，提高了两种经典模型的普适性。总结已有的研究发现，通过 GPT/GPT2/GPT2 和 UNB3m 模型能够提高 Hopfield 和 Saastamoinen 模型的适用性，但由于它们的湿延迟估计精度较差，这限制了两种经典模型对流层天顶延迟估计精度的进一步提高；此外，不同气象参数模型在不同区域都具有一定适用性。

为进一步提高基于气象参数的对流层天顶延迟模型的改正精度，本文在上述研究的基础上，将目前最新的 GPT 系列模型—GPT3 模型提供的气象参数应用于对流层天顶延迟计算，

其中，采用 Saastamoinen 模型估计对流层干延迟，采用性能更好的 Askne 模型估计对流层湿延迟，Saastamoinen 模型所需的气压和 Askne 模型所需的水汽压、大气加权平均温度与水汽垂直递减率 4 个关键气象参数均由 1°× 1°空间分辨率的 GPT3 模型提供，由此构成 Sas+Ask+GPT3 融合模型。考虑到 GPT3 模型在亚洲区域的对流层天顶延迟估计中应用较少，以 GGOS Atmosphere 和 IGS 发布的对流层天顶延迟产品作为参考，分析评估了组合模型和同等条件下的 Sas+GPT3 和 Sas+Ask+UNB3m 应用于亚洲区域的对流层天顶延迟改正精度，并分析了模型误差的时空分布特征。研究结果表明，GPT3 模型提供的气象参数相对更符合亚洲区域的实际情况，Sas+Ask+GPT3 融合模型对流层天顶延迟的估计精度总体最优，可应用于亚洲区域的对流层天顶延迟的实时改正，并具有所需参数少和使用方便的优点。

1 多模型融合对流层天顶延迟估计方法

Saastamoinen 和 Hopfield 模型是两种应用广泛的对流层天顶延迟经验模型，其中，前者精度受高程影响很小，而后者精度随高程的增加而降低，故 Saastamoinen 模型的适用范围更广[6]，但 Saastamoinen 模型对对流层湿延迟处理较为简单，估计误差较大。Askne 模型融入大气加权平均温度和水汽垂直递减率参数[11]，对流层湿延迟估计精度更高，但这些参数依赖于探空气球测量，限制了其在对流层天顶延迟实时改正中的应用。GPT3 模型在 GPT2w 模型基础上又引入了梯度算法，进一步优化了模型性能，可以提供全球范围内 1°× 1°高分辨率的气象参数值[12]。为提高对流层天顶延迟经验模型的估计精度和适应能力，本文提出一种多模型融合的对流层天顶延迟估计方法，分别采用 Saastamoinen 和 Askne 模型估计对流层干延迟和对流层湿延迟，两种模型所需的气象参数全部由 GPT3 模型提供，在提高对流层天顶延迟估计精度的同时实现对流层天顶延迟的实时改正。

1.1 Saastamoinen 模型

Saastamoinen 模型将对流层分为两层进行积分，第 1 层为从地表到 10 km 高度的对流层顶，该层的温度变化率为 6.5℃ /km；第 2 层为从 10 km 到 50 km 高度的平流层顶，将该层的温度视为常数。Saastamoinen 模型首次将被积函数按照天顶距三角函数展开逐项进行积分，并把对流层天顶延迟分为对流层干延迟和对流层湿延迟两项分量之和，两项分量的表达式为

$$\begin{cases} \mathrm{ZHD} = \frac{0.002277P}{f(\varphi,h)} \\ \mathrm{ZWD} = \frac{0.002277e}{f(\varphi,h)}\left(0.05 + \frac{1255}{T}\right) \\ f(\varphi,h) = 1 - 0.00266\cos(2\varphi) - 0.00028h \end{cases} , \quad (1)$$

其中，P，T，e，φ和h分别为地表气压（hPa）、地表温度（K）、水汽压（hPa）、测站纬度（rad）和高程（km）。

1.2 Askne 模型

Askne 模型融入大气加权平均温度和水汽垂直递减率参数以改善对流层湿延迟估计精度，对流层湿延迟表达式为[11]

$$\mathrm{ZWD}=10^{-6}\left(k_2'+\frac{k_3}{T_m}\right)\frac{R_d\cdot e}{(\lambda+1)g_m} \quad , \tag{2}$$

其中，T_m为大气加权平均温度（K）；λ为水汽垂直递减率（hPa/m）；g_m为重力加速度，$g_m=9.80665\,\mathrm{m/s^2}$；$k_2'=16.52\,\mathrm{K/hPa}$；$k_3=3.776\times10^5\,\mathrm{K^2/hPa}$；$R_d=287.0538\,\mathrm{J/(K\cdot g)}$。

1.3 GPT3 模型

GPT 系列模型是 Boehm 等利用欧洲中尺度天气预报中心（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts，ECMWF）长期的再分析气象资料建立的全球气象参数经验模型，仅需知道测站地理位置信息与年积日便可以获得地表温度、大气压力和水汽压等气象参数，在全球范围内得到广泛应用。GPT3 模型是 GPT 系列模型的最新版本，它在 GPT2w 模型的基础上引入了梯度算法以进一步优化模型，可以提供 1°× 1°空间分辨率的格网气象参数值。格网点气象参数的计算公式为[12]

$$\xi=A_0+A_1\cos(\frac{\mathrm{doy}}{365.25}2\pi)+B_1\sin(\frac{\mathrm{doy}}{365.25}2\pi)+A_2\cos(\frac{\mathrm{doy}}{365.25}4\pi)+B_2\sin(\frac{\mathrm{doy}}{365.25}4\pi) \tag{3}$$

其中，ξ为格网点气象参数；doy为年积日；A_0为气象参数的平均值；A_1和B_1为气象参数的年周期振幅；A_2和B_2为气象参数的半年周期振幅。

1.4 融合模型

针对 Saastamoinen 和 Askne 模型对实测气象参数的依赖性，本文提出一种适用于亚洲区域的对流层天顶延迟融合估计模型，该模型融合 GPT3 模型提供的大气压力、地表温度和水汽压等高精度气象参数来优化对流层干延迟和对流层湿延迟估计中所需的气象参数。从而克服对实测气象参数的依赖，提高对流层干延迟和对流层湿延迟估计精度，同时实现对流层天顶延迟的实时改正。融合模型的对流层天顶延迟计算步骤为（1）根据测站经度、纬度、高程和年积日信息计算距离测站邻近的 4 个格网点的气压、温度、水汽压、水汽垂直递减率和大气加权平均温度气象参数，并利用（4）—（7）式将格网点上的气压、温度、水汽压进行高程修正，将其归算为测站高程上的格网点参数；（2）将测站高程上的 4 个格网点参数的气象参数进行双线性插值，获得测站位置的气象参数；（3）将插值得到的气象参数带入模型来计算对流层干延迟和对流层湿延迟。

$$\begin{cases}P=P_0\cdot\exp(-g_m\cdot\mathrm{d}M_{\mathrm{tr}}/(R_g\cdot T_v))/100\\ T_v=T_0\cdot(1+0.6077Q)\end{cases} \tag{4}$$

$$T = T_0 + \mathrm{d}T \cdot \mathrm{d}h \tag{5}$$

$$e = Q \cdot P/(0.622 + 0.378Q) \tag{6}$$

其中，P_0和T_0分别为格网点上的温度（K）和气压（hPa）；$\mathrm{d}T$为温度垂直递减率；Q为比湿；$\mathrm{d}h$为高程修正量（m）；$\mathrm{d}M_{\mathrm{tr}}$和$R_g$分别为大气摩尔质量与气体常数，$\mathrm{d}M_{\mathrm{tr}} = 0.028965\,\mathrm{kg/mol}$，$R_g = 8.3143\,\mathrm{J/(K \cdot mol)}$，其他参数含义同上文。

2 精度评定方法

2.1 研究区域

亚洲地域东西南北跨度大，气候复杂多变，为验证融合模型在亚洲区域的对流层天顶延迟改正有效性，本文选取亚洲区域 66 个 IGS 站对对流层天顶延迟改正效果进行分析评估研究，这些测站具备地域跨度大、海拔与气候差异明显等特点，研究区域的范围为 10 °N-63 °N，66 °E-159 °E，选取的亚洲区域 66 个 IGS 站的地理分布如图 1，各 IGS 站的经纬度和高程数值可通过网址 https://igs.org/network/#new-site-checklist 查询，限于篇幅，在此不再列出。

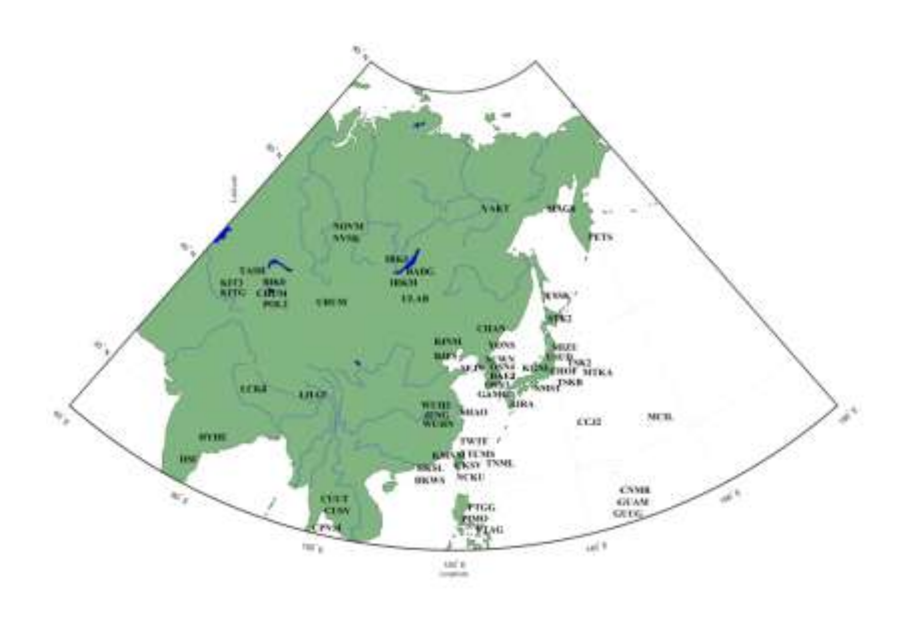


图 1　亚洲区域 IGS 站点分布

Fig.1　Distribution of the selected IGS stations over Asia

2.2 数据来源

GGOS Atmosphere 和 IGS 提供的对流层天顶延迟产品具有很高的质量，可以作为对流层天顶延迟研究与应用的标准数据。本文利用这两种对流层天顶延迟产品作为参考值对融合模型的精度进行分析评估，其中，GGOS Atmosphere 基于 ECMWF 40a 再分析资料，可以提供 1979 年至今空间分辨率为 2.5 °×2 °（经度×纬度）、时间分辨率为 6h（每天 0：00、6：00、12：00 和 18：00）的全球对流层天顶延迟格网数据，数据可以从 https://vmf.geo.tuwien.ac.at

获取；IGS 提供的全球对流层天顶延迟数据由 GNSS 解算，时间分辨率为 5min，数据可以从 https://cddis.nasa.gov 获取。本文选取 2016-2018 年的对流层天顶延迟产品作为参考，分析评估了融合对流层天顶延迟模型误差的时空分布特征。

2.2 精度评定指标

分别以 GGOS Atmosphere 和 IGS 发布的对流层天顶延迟产品作为参考值，选取平均偏差（bias）与均方根误差（RMS）两个指标对不同模型的对流层天顶延迟估计结果进行分析评估，其计算公式分别为

$$\mathrm{bias}=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{ZTD}_i^p-\mathrm{ZTD}_i^o)\quad, \tag{7}$$

$$\mathrm{RMS}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(\mathrm{ZTD}_i^p-\mathrm{ZTD}_i^o)^2}\quad, \tag{8}$$

其中，ZTD_i^p 为模型计算值；ZTD_i^o 为 GGOS Atmosphere 和 IGS 提供的对流层天顶延迟数据；N 为对流层天顶延迟数据的样本个数。

3 模型验证

为更好的分析评估 Sas+Ask+GPT3 融合模型在亚洲区域的对流层天顶延迟改正的有效性，在固定 GPT3 模型的条件下与 Saastamoinen 模型形成 Sas+GPT3 模型，其中。干、湿延迟均利用 Saastamoinen 模型计算，所需参数由 GPT3 模型提供；在固定 Sas+Ask 模型的条件下与 UNB3m 模型形成 Sas+Ask+UNB3m 模型，其中，干、湿延迟分别利用 Saastamoinen 和 Askne 模型计算，所需参数由 UNB3m 模型提供，并将本文融合模型与另外两种模型的对流层天顶延迟估计误差进行对比分析。

3.1 平均偏差和均方根误差统计结果

分别以 GGOS Atmosphere 和 IGS 发布的 2016-2018 年对流层天顶延迟数据作为参考，计算 3 种融合模型在 66 个 IGS 站 2016-2018 年的平均偏差与均方根误差，如图 2 和图 3，66 个 IGS 站的平均偏差与均方根误差统计结果见表 1。

由表 1 可知，以 GGOS Atmosphere 产品为参考时，Sas+Ask+GPT3 模型的平均偏差相对同等条件下的 Sas+Ask+UNB3m 和 Sas+GPT3 模型分别降低约 41%和 72%，均方根误差相对另两种模型分别降低约 29%和 19%；以 IGS 对流层天顶延迟产品为参考时，Sas+Ask+GPT3 模型的均方根误差相对另两种模型分别降低约 25%和 14%，平均偏差相对 Sas+GPT3 模型降低约 78%，但其平均偏差大于同等条件下的 Sas+Ask+UNB3m 模型。由图 2(a)和图 3(a)可以看到，无论是以 GGOS Atmosphere 还是 IGS 对流层天顶延迟数据为标准，

3 种模型的平均偏差均存在很多负值，导致 66 个 IGS 站的平均偏差也为负值；Sas+Ask+UNB3m 模型的平均偏差为负值的情况少于 Sas+Ask+GPT3 和 Sas+GPT3 模型，特别是在以 IGS 对流层天顶延迟产品为参考时，该模型在 39 个 IGS 站的平均偏差为负值，在 27 个站为正值，而另两种模型在大部分 IGS 站为负值，导致根据式（7）计算的 Sas+Ask+UNB3m 模型的平均偏差偏小；图 2 和图 3 还显示 3 种模型在局部水汽丰富且变化复杂的区均会出现较大偏差(如 HKSL、WUHN 和 SHAO 等 IGS 附近区域)，但 Sas+Ask+GPT3 模型的精度相对最优，说明 Sas+Ask+GPT3 模型效果明显。

Sas+Ask+GPT3 和 Sas+Ask+UNB3m 模型相当于在固定对流层天顶延迟模型的条件下与不同气象参数模型形成的融合模型，而 Sas+Ask+GPT3 和 Sas+GPT3 模型相当于在固定气象参数模型的条件下与不同对流层天顶延迟模型形成的融合模型，故 Sas+Ask+GPT3 模型是在同等条件下与另两种模型进行对比。Sas+Ask+GPT3 模型的对流层天顶延迟改正效果显著优于另两种模型，这一方面说明 Askne-ZWD 模型的准确性比 Saastamoinen-ZWD 模型高，另一方面说明 GPT3 模型在亚洲地区比 UNB3m 模型具有更好的适应性，这是因为 UNB3m 模型利用北美地区的探空数据构建而具有一定的区域性。此外，整体而言，Sas+GPT3 模型精度高于 Sas+Ask+UNB3m 模型，说明对流层天顶延迟估计精度不仅和对流层天顶延迟模型的准确性有关，还取决于气象参数的准确性，间接验证了 GPT3 模型计算气象参数的有效性。本文将对 3 种模型对流层天顶延迟估计误差的时空变化特征进行分析。

表 1　3 种融合模型的对流层天顶延迟估计误差统计值（单位：cm）

Table 1　Error statistics of the ZTD estimates derived three combined models　(unit: cm)

Reference data	Sas+Ask+GPT3		Sas+Ask+UNB3m		Sas+GPT3	
	bias	RMS	bias	RMS	bias	RMS
GGOS Atmosphere	-0.61	4.35	-1.04	6.09	-2.16	5.37
IGS	-0.35	4.53	-0.20	6.03	-1.59	5.27

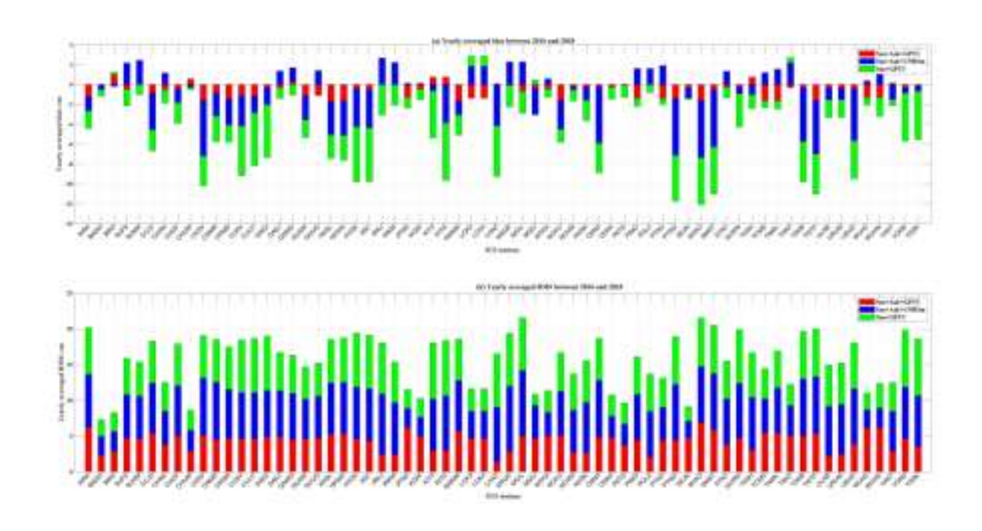


图 2 相对 GGOS Atmosphere 产品的对流层天顶延迟估计平均偏差与均方根误差

Fig.2 Bias and RMS between the ZTD estimates and GGOS Atmosphere products

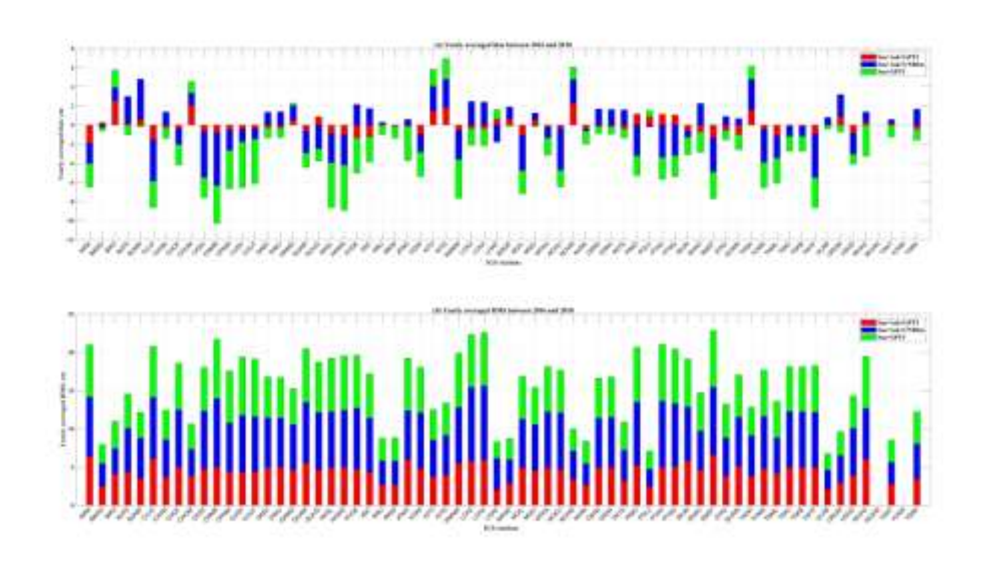


图 3 相对 IGS 产品的对流层天顶延迟估计平均偏差与均方根误差

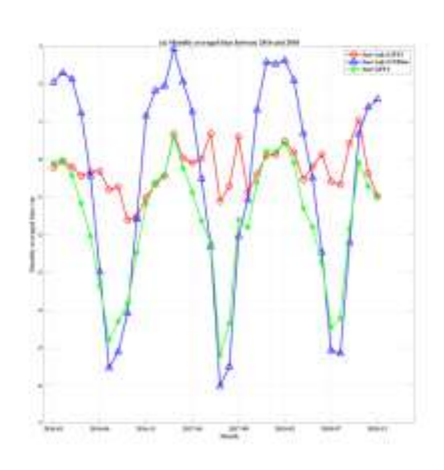
Fig.3 Bias and RMS between the ZTD estimates and IGS products

3.2 平均偏差与均方根误差的时间分布特征

为分析 3 种模型平均偏差与均方根误差每日的变化情况，以 IGS 对流层天顶延迟数据为参考，将 2016-2018 年 66 个 IGS 站的平均偏差和均方根误差月均值进行统计，如图 4。

从图 4 可以看到，Sas+Ask+GPT3、Sas+Ask+UNB3m 和 Sas+GPT3 模型的月均平均偏差和均方根误差均表现出显著的季节性变化，月均平均偏差和均方根误差在夏季 7 月或 8 月达到最大值，在冬季 12 月或 1 月达到最小值，且月均平均偏差和均方根误差在夏季变化幅度相对较大，冬季变化较小，这是由于夏季空气湿度较大，对流层湿延迟变化剧烈，冬季空气比较干燥，对流层湿延迟变化较小，而对流层湿延迟又是对流层天顶延迟估计误差的主

项；Sas+Ask+UNB3m 模型的月均平均偏差和均方根误差在 3 种模型中最大，特别是在水汽变化剧烈的夏季，表明 UNB3m 模型预估的气象参数出现较大偏差；与另两种模型相比较而言，Sas+Ask+GPT3 模型的月均平均偏差和均方根误差相对较小，虽然在夏季月份误差增大，但各月份之间变化相对稳定，说明 GPT3 模型预估的气象参数比 UNB3m 模型更加准确，同时说明即使在水汽变化复杂的夏季 Askne 模型也能较好地反映对流层湿延迟变化情况。



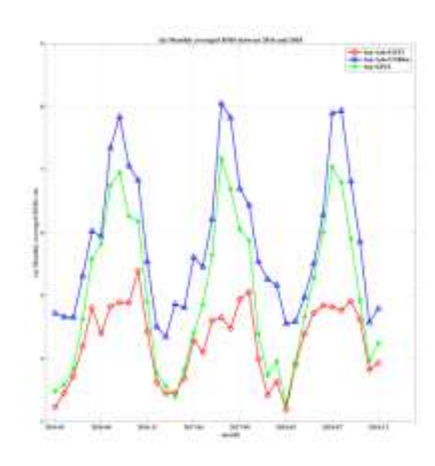


图 4　亚洲区域 IGS 站 ZTD 估计月均平均偏差与均方根误差

Fig.4　Monthly averaged bias and RMS of the ZTD estimates in the selected IGS stations over Asian

3.3 平均偏差与均方根误差的空间分布特征

3.3.1 平均偏差与均方根误差的高程分布特征

亚洲区域地势高、地表起伏大，对流层天顶延迟变化和高程密切相关。为分析 3 种模型平均偏差与均方根误差在高程上的变化情况，将 66 个站点的高程按 0 ~ 500m、500 ~ 1000m、1500 ~ 2000m 和>2000m 进行划分，对 2016-2018 年各范围站点的平均平均偏差与均方根误差进行统计，如图 5，由于在亚洲区域 1000 ~ 2500m 高程范围内无 IGS 站，故未统计该高程范围内的误差。

由图 5 可知，3 种模型的平均偏差与高程并无明显关联，但在高程大于 2000m 时 Sas+Ask+UNB3m 模型的平均偏差较大，可能是在该高程范围内统计的站点个数很少的原因；相反，Sas+Ask+GPT3 和 Sas+GPT3 模型的平均均方根误差与高程有着明显规律，即随着高程的增大，两种模型的均方根误差呈现明显的递减趋势，这是因为高海拔地区的折射率的积分区间较短，对流层天顶延迟相对较小；Sas+Ask+UNB3m 模型在高程 0 ~ 500m 范围内的均方根误差较大（超过 6cm），当高程大于 500m 时均方根误差明显变小（小于 5cm），有递减趋势，但在高程大于 2000m 时均方根误差又突然增大，同样可能是因为此范围内站点很少。另外，从图 5(a)可以看出，当高程小于 500m 时 3 种模型的平均偏差均为负值，说

明在低海拔地区通常低估了对流层天顶延迟。从图中易知，Sas+Ask+GPT3 模型在各高程上估计精度均优于另两种模型，特别是对于 2000m 以上的高程其均方根误差优于 2cm，显著优于同等条件下的 Sas+Ask+UNB3m 模型。对流层天顶延迟模型易受高程影响的原因在于，对流层天顶延迟分布和高度密切相关，且 GPT3 和 UNB3m 气象参数模型的高程改成系数精度不同，使得对流层天顶延迟估计精度在不同高程范围内存在一定的差异性。

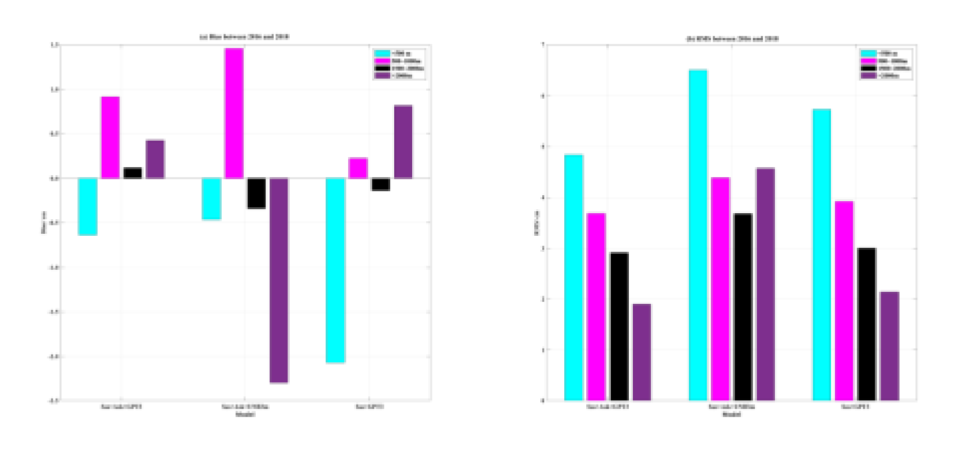


图 5　2016-2018 年平均偏差与均方根误差在各高程范围的变化

Fig.5　Variations of the bias and RMS between 2016~2018 with altitude

3.3.2 平均偏差与均方根误差的纬度分布特征

亚洲区域地貌和地形复杂，海洋与陆地分布比较广泛，气候复杂多样，因此 ZTD 变化也较为复杂。为分析 3 种模型的平均偏差和均方根误差在亚洲区域的分布情况，图 6 给出了平均偏差和 RMS 在各 IGS 站的分布情况。图 6 显示在亚洲南部和东部 3 种模型的 bias 和均方根误差相对较大，而在亚洲南部和西部误差相对较小，特别是在亚洲高纬度地区 Sas+Ask+GPT3 模型的平均偏差和均方根误差分别优于 0.5cm 和 3cm，因此在亚洲高纬度区域和西部地区该模型可以应用于高精度对流层天顶延迟研究与应用；在沿海地区的 IGS 站 3 种模型的误差通常较大，可能是沿海地区易受海洋气候影响，水汽丰富且变化复杂，导致对水汽估算的精度不足。

为进一步分析 3 种模型的平均偏差和均方根误差随纬度的变化情况，, 将纬度按 16 °N ~ 20 °N、20 °N ~ 30 °N、30 °N ~ 40 °N、40 °N ~ 50 °N 和 50 °N ~ 63 °N 进行划分，对 2016-2018 年各纬度范围站点的误差进行统计，如图 7。图 7 显示 3 种模型的均方根误差随着纬度的增加表现出减小的趋势，Sas+Ask+GPT3 模型在亚洲各纬度地区相对于另两种模型具有不同程度的改进，特别是在亚洲低纬度地区修正效果更为显著，相对于 Sas+Ask+UNB3m 和 Sas+GPT3m 模型，在低于 30 °N 的低纬度地区 Sas+Ask+GPT3 模型的平均偏差分别减少约

53%和 66%，均方根误差分别降低约 32%和 22%；在高于 30 °N 的地区，Sas+Ask+GPT3 模型的平均偏差相对于另两种模型降低约 99%，均方根误差分别降低约 19%和 8%。由图 8(a)还可以看到，在亚洲局部地区 UNB3m 模型的平均偏差大于 Leandro 等在研究中得出的 0.5cm 的平均偏差[5]，这可能是因为 UNB3m 模型依托北美地区的探空数据建立而具有一定区域性。

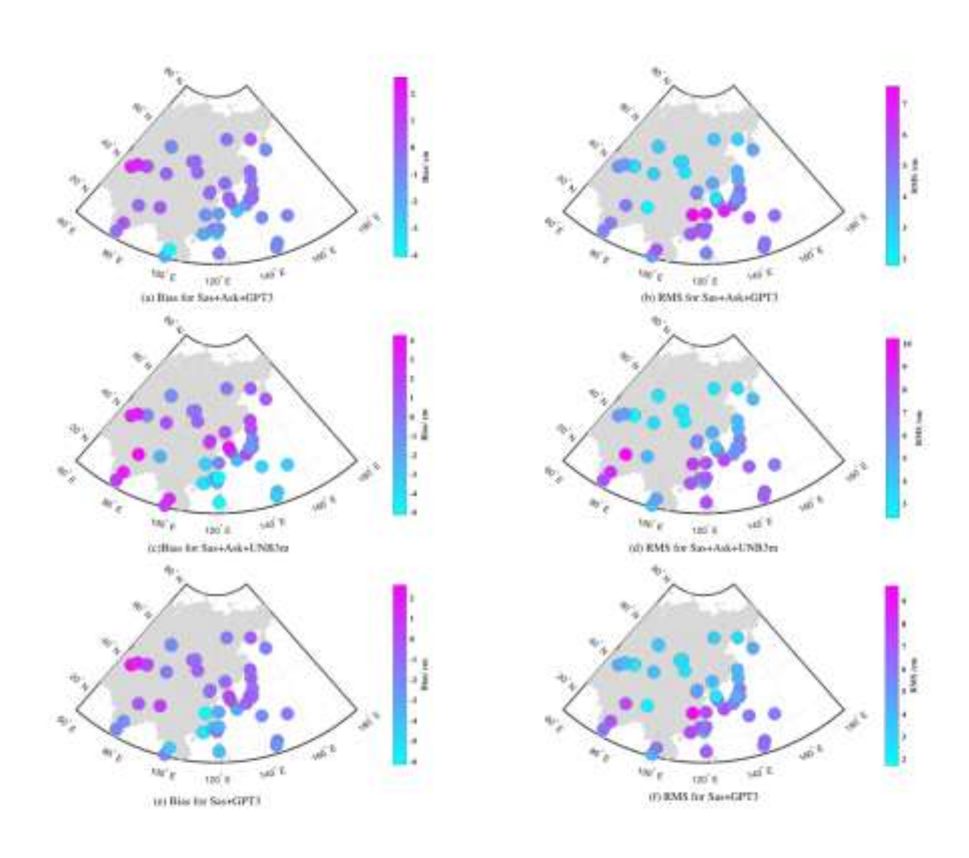


图 6　2016-2018 年平均偏差与均方根误差在经纬度上的分布

Fig.6　Distribution of the bias and RMS between 2016~2018 in longitude and latitude

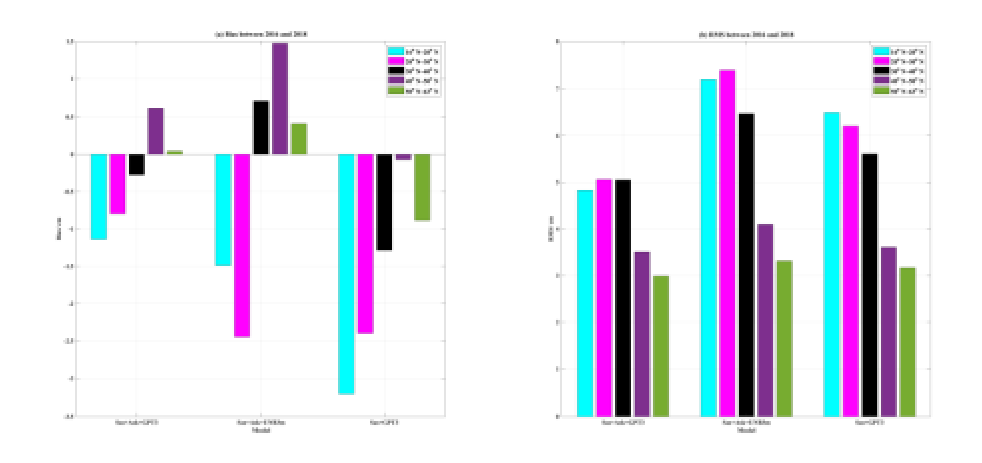


图 7　2016-2018 年平均偏差与均方根误差在各纬度范围的变化

Fig.7　Variations of the bias and RMS between 2016~2018 with latitude

3.4 精度复验

为进一步验证 Sas+Ask+GPT3 模型的效果及其时空变化特征的一般性，选取位于中国境内的 BJFS，CHAN，CKSV，HKSL，LHAZ 和 WUH2 IGS 站的 2019 年 1 月 1 日至 2019 年 12 月 31 日的对流层天顶延迟数据对模型精度进行分析评估，这 6 个 IGS 站基本覆盖了中国的北部、西部、南部、东北部、东南部和中部区域，具有典型的区域代表性，选取 IGS 站的信息见表 2（按高程排序），2019 年全年的平均偏差和均方根误差统计结果如表 2。

表 2 显示 CKSV 和 HKSL 沿海区域的对流层天顶延迟计算误差较大，这是因为沿海区域易受海洋气候影响，空气潮湿，对流层湿延迟的影响变大，经验模型对水汽预估的精度不足使得对对流层湿延迟估计出现较大误差，Sas+Ask+GPT3 模型误差明显小于 Sas+GPT3 模型，说明 Ask 模型在水汽丰富地区对对流层湿延迟处理更为准确；Sas+Ask+UNB3m 模型误差明显大于 Sas+Ask+GPT3 模型，表明 GPT3 模型在局部地区估算的气象参数更为准确。由表 2 还可以看到，除在 HKWS 沿海区域外，Sas+Ask+GPT3 和 Sas+GPT3 模型的均方根误差随着高程的增加而减小，BJFS 和 CHAN 中纬度地区的误差小于低纬度地区；相对于 Sas+Ask+UNB3m 模型，Sas+Ask+GPT3 模型的平均平均偏差和均方根误差分别降低了约 82%和 29%，相对于 Sas+GPT3 模型，其平均偏差和均方根误差分别降低了约 93%和 14%，可以满足中国区域对对流层天顶延迟实时修正的应用需求。上述结果表明 Sas+Ask+GPT3 模型的修正效果显著，与前述结论相符。

表 2　中国区域 IGS 站 2019 年年均平均偏差和均方根误差统计值（单位：cm）

Tab.2　Statistics of yearly averaged bias and RMS in 2019 over the Chinese IGS stations　(unit: cm)

Station name	Altitude /m	Latitude / °N	Longitude / °E	Sas+Ask+GPT3		Sas+Ask+UNB3m		Sas+GPT3	
				bias	RMS	bias	RMS	bias	RMS
WUH2	25.80	30.53	114.36	0.34	6.03	1.03	6.63	-3.26	6.81
CKSV	59.60	23.00	120.22	-0.67	4.71	-4.79	7.61	-2.13	5.72
HKWS	63.80	22.43	114.34	-1.01	5.00	-3.17	7.44	-4.74	7.10
BJFS	87.41	39.61	115.89	0.19	4.39	2.81	5.68	-1.01	4.50
CHAN	268.30	43.79	125.44	-0.28	3.70	1.37	4.88	-1.12	3.87
LHAZ	3622.00	29.66	91.10	0.62	2.00	-1.77	4.14	1.00	2.17
平均				-0.14	4.31	-0.75	6.06	-1.88	5.03

4 结 语

采用传统对流层天顶延迟改正模型的建模思路，将 GPT3 模型和 Saastamoinen、Asknet 模型相结合，其中，GPT3 模型为后两模型提供计算对流层干延迟和对流层湿延迟所需的气象参数，由此构成 Sas+Ask+GPT3 融合模型。选取亚洲地区 66 个 IGS 站 2016-2018 年的 GGOS Atmosphere 和 IGS 对流层天顶延迟数据对融合模型进行分析评估，结果表明，融合模型在亚洲区域对流层天顶延迟修正效果显著，精度优于同等条件下的 Sas+Ask+UNB3m 和 Sas+GPT3 模型，其误差具有夏季大和冬季小的季节性特征，同时模型误差随着 IGS 站高程或纬度的增加而减小；在水汽变化复杂的地区 Sas+Ask+GPT3 模型精度明显优于另两种模型，且在高海拔地区该模型的精度高于 Sas+Ask+UNB3m，说明 GPT3 模型比 UNB3m 模型在高海拔地区估算的气象参数更为准确。利用中国区域 6 个 IGS 站 2019 年的 IGS 对流层天顶延迟数据对模型进行进一步验证，结果显示 Sas+Ask+GPT3 模型的误差特征具有一般性。本文研究表明，融合模型更符合亚洲区域的实际情况，可以用于亚洲地区对流层天顶延迟的实时修正。

参考文献

[1] 姚宜斌，张豹，严凤，等. 两种精化的对流层延迟改正模型[J]. 地球物理学报，2015，58(5)：1492-1501. YAO Y B, ZHANG B, YAN F, et al. Single-site improvement and accuracy analysis for zenith tropospheric delays of EGNOS model over Asia area[J]. Chinese Journal of Geophysics, 2015, 58(5): 1492-1501.

[2] 李婷，童锋贤，郑为民，等. GEO 卫星的 VLBI 快速高精度定位观测[J]. 天文研究与技术，2022，19(4): 305-316. LI T, TONG F X, ZHENG W M, et al. Fast high accuracy positioning of GEO satellites in VLBI observation[J]. Astronomical Research & Technology, 2022, 19(4): 305-316.

[3] 卢伟俊，马冠一. 基于神经网络的准实时单站电离层 TEC 反演[J]. 天文研究与技术，2022, 19(2): 141-148. LU W J, MA G Y. Near-real-time ionospheric TEC derivation from single station with neural network[J]. Astronomical Research & Technology, 2022, 19(2): 141-148.

[4] PENNA, N, DODSON A, CHEN W. Assessment of EGNOS tropospheric correction model[J]. Journal of Navigation, 2001, 54(1): 37-55.

[5] LEANDRO R, SANTOS M C, LANGLEY R B. UNB neutral atmosphere models: development and performance[C]// Proceeding of ION NTM2006. 2006: 564-573.

[6] 曲伟菁，朱文耀，宋淑丽等. 三种对流层延迟改正模型精度评估[J]. 天文学报, 2018, 49(1): 113-122. (QU W J, ZHU W Y, SONG S L, et al. The evaluation of precision about Hopfield, Saastamoinen and EGNOS tropospheric delays correction model[J]. Acta Astronomica Sinica, 2018, 49(1): 113-122.)

[7] 黄良珂，刘立龙，文鸿雁，等. 亚洲地区 EGNOS 天顶对流层延迟模型单站修正与精度分析[J]. 测绘学报, 2014, 43(8): 808-817. (HUANG L K, LIU L L, WEN H Y, et al. Single-site improvement and accuracy analysis for zenith tropospheric delays of EGNOS model over Asia area[J]. Acta Geodaetica Cartographica Sinica, 2014, 43(8): 808-817.)

[8] 杨徉，喻国荣，潘树国，等. 一种综合的对流层延迟模型算法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2013, 43(增 2): 418-422. YANG Y, YU G R, PAN S G, et al. A comprehensive algorithm using fusion of tropospheric delay models[J]. Journal of Southeast University(Natural Science Edition), 2013, 43(Suppl 2): 418-422.

[9] LIU J Y, CHEN X H, SUN J Z, et al. An analysis of GPT2/GPT2w+Saastamoinen models for estimating zenith tropospheric delay over Asian area[J]. Advances in Space Research, 2017, 59(3): 824-832.

[10]杜晓燕，乔江，卫佩佩. 一种用于中国地区的对流层天顶延迟实时修正模型[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(1): 156-164. DU X Y, QIAO J, WEI P P. Real-time correction model for zenith tropospheric delay applied to the Chinese region[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(1): 156-164.

[11] NORDIUS A J. Estimation of tropospheric delay for microwaves from surface weather data[J]. Radio Science, 1987，22(3): 379-386.

[12]LANDSKRON D, BÖHM J. VMF3/GPT3: refined discrete and empirical troposphere mapping functions[J]. Journal of Geodesy, 2018: 92(4): 349-360.

Multi-model fusion method to estimate zenith tropospheric delay

LEI Yu[2], ZHAO Dan-ning[2], XU Jin-song[3], CAI Hong-bing[3]

1 School of Computer Sciences and Technologies, Xi’an University of Posts and Communications, Xi’an 710121

2 School of Electrical and Electronic Engineering, Baoji University of Arts and Sciences, Baoji 721016, Shaanxi,

3 SPBPU of Engineering, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, Jiangsu

Abstract: This paper proposes a method fusing GPT3, Saastamoinen and askne models to improve the estimation accuracy of zenith tropospheric delay (ZTD) based on the conventional modeling strategy. In this method, Saastamoinen and askne models are used to estimate zenith hydrostatic and wet delay respectively, and GPT3 model is employed to provide the meteorological parameters including temperature, pressure, water vapor pressure, weighted temperature and vertical gradient of water vapor required by the two models. The ZTD data in the

the International GNSS Service (IGS) Asia stations from 2016 to 2018 published by the Global Geodetic Observing System (GGOS) atmosphere and IGS are used to evaluate this proposed method. The results indicate that the accuracy (RMS: 4.53cm) of the Sas+Ask+GPT3 model is about 29% and 19% higher than that of Sas+Ask+UNB3m and Sas+GPT3 models respectively when the ZTD data from the GGOS atmosphere are served as a reference. When the IGS ZTD products are used as a reference, the accuracy (RMS: 4.35cm) of the model is about 25% and 14% higher than that of the other two models, respectively. The bias and RMS of the ZTD estimates is more larger in summer than in winter, showing that the error has a seasonal characteristics. However, the error in summer is significantly lower than the other two models. In addition, its is also shown that the bias and RMS decrease with the increase of altitude or latitude. Especially, the error in high-altitude stations is substantially lower than that of the Sas+Ask+UNB3m model. It is concluded that the proposed method is more potential to accurately estimate ZTD in Asia areas and therefore can be used for real-time ZTD correction over Asia.

Keyword: zenith tropospheric delay; GPT3 model; UNB3m model; Saastamoinen model; Askne model